

Aplicación de la estimación de estados por medio del álgebra de intervalos en un caso de detección

Diego Fernando Cano M.

Recibido el 27 de agosto de 2009. Aprobado el 19 de octubre de 2009

Resumen

El presente artículo, consigna los resultados obtenidos en la aplicación de la estimación de estados a un caso de detección y diagnóstico de fallas en un sistema hidráulico sencillo. Las perturbaciones que afectan las mediciones sobre el sistema se desconocen pero se sabe que son acotadas. Las herramientas utilizadas para el desarrollo del proyecto fueron los algoritmos EMV y SIVIA los cuales permiten obtener las envolventes necesarios para el algoritmo de detección y diagnóstico de fallos.

Palabras clave:

EMV, SIVIA, Fallas, Intervalos, Función de inclusión, Predicción, Corrección.

Abstract:

This paper shows some results obtained via state estimation based on interval algebra in a case of fault detection and diagnosis of a hydraulic system. The main fact is that measurement noise, due to disturbances, is unknown but at the same time is bounded. The mathematical tools that were used and applied in this project were EMV and SIVIA algorithms. The result of using these is the envelope needed for fault detection algorithm.

Keywords

EMV, SIVIA, fault detection, interval algebra, inclusion function, estimation

1. Introducción.

Los sistemas complejos están sujetos a perturbaciones estocásticas, las cuales hacen que el proceso de modelado de estos resulte difícil de realizar y en la mayoría de los casos el modelo obtenido no describe de forma correcta la dinámica del sistema; de otro lado, al no poseer modelos acertados es poco confiable llegar a realizar un estudio de detección de fallas y posteriormente un diagnóstico de estas.

En la actualidad se han propuesto métodos de Estimación Garantizada de Estados ("Guaranteed State Estimation Methods") como una alternativa para la estimación basada en modelos estocásticos ("Stochastic Model Based Estimation"), asumiendo que las perturbaciones son acotadas pero de igual manera, presentan un comportamiento estocástico, hasta este punto, el problema sólo se limita a estimar los diversos estados del sistema, sin embargo, es posible utilizar estos resultados para realizar detección de fallas.

En este sentido, este documento presenta una revisión de la teoría existente sobre la técnica de estimación garantizada de estados, haciendo uso del álgebra de intervalos e implementado la misma en un sistema de baja complejidad. El documento, presenta la siguiente estructura: La Sección II presenta las bases teóricas de la estimación garantizada de estados por análisis de intervalos, la Sección III aborda el algoritmo de detección de fallas basado en envolventes para cada tiempo de muestreo, la Sección IV resume las características del sistema sobre el cual se realizó la aplicación de la técnica, la Sección V presenta los resultados obtenidos sobre la planta hidráulica, y finalmente la Sección VI reúne las conclusiones del trabajo.

II. Estimación garantizada de estados por análisis de intervalos

El análisis de intervalos fue inicialmente desarrollado con el objetivo de cuantificar los errores introducidos por los computadores en la representación racional de números reales y posteriormente se extendió a la validación numérica (Moore, 1966). Para la estimación de estados es necesario el uso de herramientas tales como el álgebra de intervalos, la integración garantizada de ecuaciones diferenciales ordinarias y la inversión de conjuntos (Set Inversion); a continuación se presentan los conceptos básicos de estas técnicas con el fin de posteriormente integrarlos en la estimación de estados.

A. Conceptos de Álgebra de Intervalos

Un intervalo real definido por $[a] = [\underline{a}, \bar{a}]$ un subconjunto cerrado y conectado de \mathbb{R} , donde \underline{a} corresponde al límite inferior y \bar{a} corresponde al límite superior del intervalo. El conjunto de todos los intervalos reales de \mathbb{R} se representa por $\mathbb{I}\mathbb{R}$, donde cada uno de estos posee las siguientes características:

- oDefinición del intervalo
- oAncho del intervalo
- oPunto medio del intervalo
- oIgualdad de intervalos

Dado que los componentes intervalares son números reales, las operaciones aritméticas pueden ser extendidas a los intervalos; así podemos considerar un operador "o" en $\{+, -, \times, \div\}$ y dos intervalos $[a]$ y $[b]$ tal que:

$$[a] \circ [b] = \{x \circ y \mid x \in [a], y \in [b]\} \quad (2.1)$$

De otra parte, si tenemos una función $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$, entonces el rango de la función sobre el intervalo $[a]$ está dado por

$$f([a]) = \{f(x) \mid x \in [a]\} \quad (2.2)$$

Así, la función intervalar $[f]: \mathbb{I}\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{I}\mathbb{R}^m$ es una función de inclusión para f si

$$\forall [a] \in \mathbb{I}\mathbb{R}^n, \quad f([a]) \subseteq [f]([a]) \quad (2.3)$$

En términos generales, una función de inclusión permite encerrar la función intervalar exacta garantizando la existencia de una solución. De igual manera, la función de inclusión natural es aquella que se obtiene reemplazando cada ocurrencia de una variable real por su intervalo correspondiente; esta función tiene como característica particular que no posee una única representación, si no que puede cambiar dependiendo de la factorización de los términos reales que se haga.

B. Inversión de Conjuntos por medio de Análisis de Intervalos (SIVIA – Set Inversion Via Interval Analysis)

El algoritmo SIVIA (Set Inversion Via Interval Analysis) es una herramienta propuesta por Jaulin & Walter en 1993, la cual tiene como objetivo determinar el conjunto de solución $[x]$ (desconocido) dado un conjunto $[y]$ (conocido, medido), los cuales están relacionados por $[x] = g^{-1}([y])$, donde g representa una función la cual puede ser lineal o no lineal conocida a priori.

Esta metodología hace bisecciones sucesivas sobre el conjunto propuesto de solución y arroja como respuesta la región factible de este último. El algoritmo se basa en el uso de una pila, en la cual se pueden realizar tres acciones básicas

- oPoner un elemento en la cima de la pila
- oRemove un elemento en la cima de la pila
- oRevisar si la pila está vacía

Así, se toma un conjunto inicial $[x_0]$ sobre el cual se evalúa g , una vez evaluada se procede a determinar si:

- o $g([X_0]) \subseteq Y$, caso para el cual $[x_0]$ es una solución factible
- o $g([X_0]) \cap Y = \emptyset$, caso para el cual $[x_0]$ no es factible
- o En caso contrario, se dice que $[x_0]$ es indeterminado (incluye soluciones factibles y no factibles) por lo que se procede a biseccionar $[x_0]$ en $[x_1]$ y $[x_2]$, $[x_0]$ se desecha, $[x_1]$, $[x_2]$ son colocados en la pila para repetir la evaluación.

En el cuadro 1 se ilustra el procedimiento SIVIA donde:

- $[x_0]$ - Conjunto inicial
- $[Y]$ - Conjunto de mediciones
- g = Función a evaluar
- ϵ = Grado de error para la selección de soluciones

Algoritmo de inversion (SIVIA)
 Entradas: $[X_0]$, $[Y]$, g , ϵ
 Salidas: $[K_{out}]$
 Inicialización:
 $k = 0$
 $pila = [X_0]$
 $[K_m] = \{\}$ "Factibles"
 $[K_i] = \{\}$ "Indeterminados"

Cálculo iterativo:
 Mientras que $pila \neq \{\}$
 Paso 1:
 Si $g([X_k]) \subseteq [Y]$ entonces
 $[K_m] = [K_m] \cup [X_k]$ ir al paso 4
 Paso 2:
 Si $g([X_k]) \cap [Y] = \emptyset$ entonces ir al paso 4
 Paso 3:
 Si $w([X_k]) \leq \epsilon$ entonces
 $[K_i] = [K_i] \cup [X_k]$ ir al paso 4,
 de lo contrario, biseccionar $[X_k]$ y enviar los intervalos resultantes a la pila.
 Paso 4:
 $[X_k] =$ Conjunto de la cima de la pila.

Cuadro 1. Algoritmo de Inversion de Conjuntos (SIVIA). Fuente: "Set Inversion via Interval Analysis for Nonlinear Bounded error Estimation". Luc Jaulin & Eric Walter. 1993

C. Integración validada de ecuaciones diferenciales ordinarias utilizando expansión en series de Taylor

Los métodos más efectivos para la solución numérica de ecuaciones diferenciales ordinarias están basados en las series de Taylor. Sin embargo, estos métodos aumentan el indeseado efecto de envoltimiento (wrapping effect). Para contrarrestar este comportamiento R. Rihm (1994) sugiere un método basado en las estructuras de valor medio, las cuales garantizan un mejor conjunto de solución para el sistema representado la ecuación (2.4).

$$\dot{x} = f(x(t)) \quad (2.4)$$

El método está dividido en dos partes, la primera verifica la existencia y exclusividad de la solución aplicando el teorema de punto fijo y el operador de Picard-Lindelöf, el cual calcula un conjunto inicial de solución $[\tilde{x}_j]$, tal que la solución $x(t) \in [\tilde{x}_j]$ para todo $t \in [t_0, t_{fin}]$; en la segunda parte se calcula la solución de (2.4) usando la expansión en series de Taylor, donde $[\tilde{x}_j]$ se utiliza para calcular el término residual.

Teniendo como objetivo el cálculo del conjunto solución, se utiliza el operador de Picard-Lindelöf (Veáse 2.5)

$$[\tilde{x}_j] = [x_j] + [h] \cdot f([x_j]) \quad (2.5)$$

En la práctica, el conjunto solución obtenido por (2.5) no contiene la solución real del sistema, de este modo se hace necesario estimar un nuevo conjunto solución mediante la extensión (inflate) del conjunto inicial. El algoritmo del cálculo para el vector solución se muestra a continuación:

Algoritmo de encerramiento (enclosure)
 Entradas: $[x_j]$, α , h , u
 Salidas: $[\tilde{x}_j]$

$$[\tilde{x}_j] = [x_j]$$

Mientras que $([x_j] + [h] \cdot f([\tilde{x}_j])) \not\subseteq [\tilde{x}_j]$

$$[\tilde{x}_j] = \text{Inflate}([\tilde{x}_j], \alpha)$$

Cuadro 2. Algoritmo de encerramiento (enclosure). Fuente: "Set membership state and parameter estimation for systems described by nonlinear differential equations". T. Raisi, N. Ramdani, Y. Candau. 2004.

Donde u Es la entrada al sistema. La función *inflate* se encarga de ajustar el conjunto $[\tilde{x}_j]$ basado en la tasa de aprendizaje α , el conjunto resultante de *in-*

flite está dado por $\tilde{x}_j = [1-\alpha \tilde{x}_j, 0+\alpha \tilde{x}_j]$. Cabe anotar que la calidad del vector resultado está dada por la tasa de aprendizaje.

Una vez se cumpla la inclusión del algoritmo enclosure, se cuenta con una solución garantizada x_{j+1} en el tiempo t_{j+1} incluida en el vector $[x_{j+1}]$, el cual está dado por la expansión en series de Taylor como se muestra en (2.6)

$$[x_{j+1}] = [x_j] + \sum_{i=1}^{k-1} [h] \cdot f^{[i]}([x_j]) + [h]^k \cdot f^{[k]}([\tilde{x}_j]) \quad (2.6)$$

Donde:

- o $[h]$ = Tiempo de integración, el cual está representado por un intervalo puntual.
- o k = Orden de la expansión de la serie de Taylor.
- o $f^{[i]}([x_j])$ = Factor i-ésimo de la expansión evaluada en el tiempo j con el vector $[x_j]$, los cuales son calculados recursivamente así:

$$f^{[1]}([x_j]) = f([x_j]) \quad (2.7)$$

$$f^{[i]}([x_j]) = \frac{1}{i!} \frac{\partial^i f([x_j])}{\partial [x_j]^i} f([x_j]) \quad (2.8)$$

Dada la extensión que se obtiene con $[\tilde{x}_j]$ se hace necesario reducir el pesimismo característico de la solución $[x_{j+1}]$, esto se logra mediante la expansión en series de Taylor aplicando las estructuras de valor medio lo que se conoce como Algoritmo de Valor Medio Extendido (EMV –Véase Cuadro 3).

Algoritmo de Valor Medio Extendido (emv)
 Entradas: $[x_j], \hat{x}_j, v_j, A_j, h, \alpha, p_j, u$
 Salidas: $[x_{j+1}], \hat{x}_{j+1}, v_{j+1}, A_{j+1}, p_{j+1}$

$$[\tilde{x}_j] = \text{enclosure}([\tilde{x}_j] | \alpha)$$

$$[v_{j+1}] = [x_j] + \sum_{i=1}^{k-1} [h] \cdot f^{[i]}([\tilde{x}_j]) + [h]^k \cdot f^{[k]}([\tilde{x}_j])$$

$$[s_j] = I + \sum_{i=1}^{k-1} [h] \cdot J(f^{[i]}([x_j]))$$

$$[g_{j+1}] = ([s_j] A_j) p_j + [s_j] [v_j] - [x_j]$$

$$[x_{j+1}] = [v_{j+1}] + [g_{j+1}]$$

$$A_{j+1} = m([s_j] A_j)$$

$$[p_{j+1}] = A_{j+1}^{-1} ([s_j] A_j) p_j + (A_{j+1}^{-1} [s_j] [v_j] - [x_j])$$

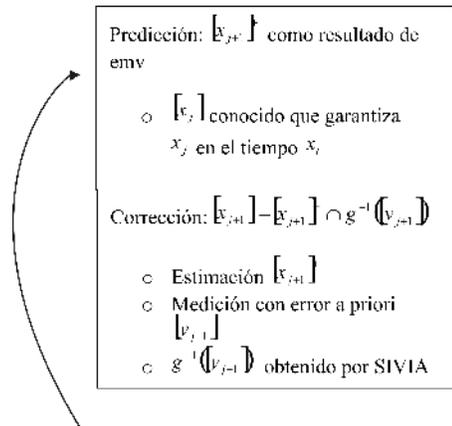
$$\hat{x}_{j+1} = m([v_{j+1}])$$

Cuadro 3. Algoritmo EMV. Fuente: "Set membership state and parameter estimation for systems described by nonlinear differential equations". T. Raisi, N. Ramdani, Y.Candau. 2004

- o I = Matriz identidad intervalar
- o p_0 = Vector de ceros con la misma dimensión del vector de estado
- o q_0 = Vector de ceros con la misma dimensión del vector de estado
- o $V_0 = x_0$
- o $J(f^{[i]}([x_j]))$ = Jacobiano del i-ésimo coeficiente de Taylor evaluado sobre $[x_j]$
- o $m(\tilde{B})$ = Puntos medios del vector intervalar \tilde{B}

D. Estimación de estados para sistemas no lineales

Considerando el modelo matemático de un sistema no lineal con parámetros conocidos, es posible estimar el vector de estado para diferentes tiempos de muestreo. El algoritmo implementado sigue una estructura clásica de predicción – corrección en la cual, la etapa de predicción se encarga de estimar el estado siguiente del vector de estado, mientras que, la etapa de corrección toma este valor estimado y lo corrige de acuerdo a las nuevas mediciones. Así el problema de estimación puede representarse como se muestra a continuación.



Cuadro 4. Estructura Clásica de predicción-corrección implementada con EMV y SIVIA. Fuente: "Set membership state and parameter estimation for systems described by nonlinear differential equations". T. Raisi, N. Ramdani, Y.Candau. 2004.

De esta forma, es factible obtener un intervalo garantizado de incluir el estado siguiente del sistema y como consecuencia se puede estimar la salida del mismo.

III. Algoritmo de detección y diagnóstico de fallas basado en envolventes

La detección de una falla en la práctica, es una tarea difícil de realizar debido a la imprecisión que presentan los modelos matemáticos con que se cuenta para determinado proceso, en términos generales, una falla es detectada cuando el valor medido Y_M (Y_{measured} – Del inglés "medido") no corres-

ponde al valor de referencia Y_R proporcionado por el modelo (Veáse 3.1).

$$Y_M \cap Y_R = 0 \quad (3.1)$$

Al contar con modelos intervalares del proceso, es factible estimar el estado del mismo considerando las variaciones de los parámetros de este y las perturbaciones obtenidas por la presencia de ruido en la medición, permitiendo así determinar si un sistema está:

- o Funcionando normalmente
- o Tiene una falla que no ha sido detectada o se generó una falsa alarma
- o Fallando

El algoritmo de detección de fallas basado en envolventes propone la asignación de tres regiones:

- o La región externa, que corresponde a valores que están fuera de los límites intervalares del peor caso evaluado para el sistema, donde este tiene como característica particular la presencia de gran cantidad de ruido.
- o La región intermedia, que corresponde a valores que se encuentran entre el peor caso y el mejor caso evaluado.
- o La región interna, que corresponde a valores que se localizan dentro del rango intervalar del mejor caso, donde este presenta poca presencia de ruido y un ancho de intervalo inferior al del peor caso.

Para determinar las envolventes y asignar las tres regiones, se usa la estimación de estados para sistemas no lineales presentada en la sección anterior. Una vez se han determinadas las regiones, se procede con la evaluación del tipo de funcionamiento del sistema (Normal, Falla no detectada o error de medición, Falló).

El algoritmo de detección de fallas se muestra en el cuadro 5.

Algoritmo de detección de fallas
 Entradas: $[Y_M]$ BS, WS
 Salidas: $[Fallas]$

- o Si $(Y_M > Up_{WS}) \vee (Y_M < Low_{WS})$
 Entonces FALLA (10)
- o Si $(Y_M < Up_{WS}) \wedge (Y_M > Up_{BS})$
 Entonces FALLO NO DETECTADO ó FALSA ALARMA (5)
- o Si $(Y_M > Low_{WS}) \wedge (Y_M < Low_{BS})$
 Entonces ALARMA PERDIDA ó FALSA ALARMA (5)
- o Si $(Y_M < Up_{BS}) \wedge (Y_M > Low_{BS})$
 Entonces NORMAL (0)

Cuadro 5. Algoritmo de detección de fallas. Fuente: "Fault detection based on interval models and multiple sliding time windows". Joaquim Armengol, Louise Travé-Massuyès, Josep Vehí, Miguel Angel

Donde:

- o YM: Es la respuesta medida del sistema
- o BS: Es la envolvente del mejor escenario
- o WS: Es la envolvente del peor escenario

IV. Sistema hidráulico de estudio

El esquema del sistema sobre el cual se realizaron las pruebas se muestra en la figura 1. El modelo matemático del sistema se obtuvo a partir del teorema de Bernoulli y el teorema de Torricelli; las constantes del proceso se obtuvieron de forma experimental al igual que las mediciones realizadas.

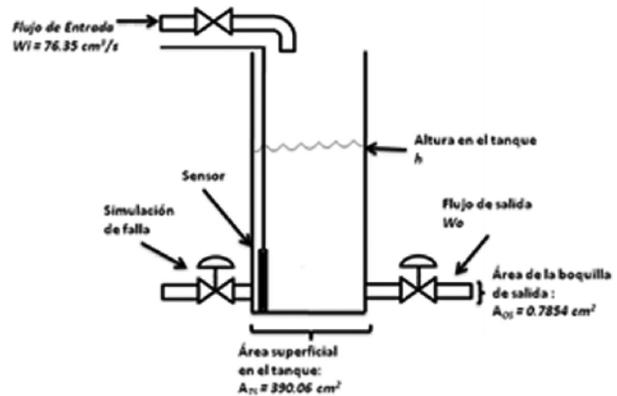


Figura 1. Esquema del sistema hidráulico. Fuente: Imagen elaborada por el autor

Las especificaciones del tanque son:

- o Área superficial: 390.06 cm²
- o Área de la boquilla de salida: 0.7854 cm²
- o Altura máxima: 79 cm

Donde el área de la boquilla de salida puede variar dependiendo del giro de la válvula (Esto modifica el modelo, y por consiguiente la respuesta del sistema a un flujo de entrada constante).

El modelo matemático del sistema se presenta en (4.1).

$$\frac{dH}{dt} = \frac{1}{390.06} (W_i - C_D \cdot 34.77 \cdot \sqrt{H}) \quad (4.1)$$

Donde C_D es el coeficiente de descarga, que representa el porcentaje de eficiencia de la boquilla de salida.

V. Resultados y observaciones

El experimento consistió en la aplicación de un flujo de entrada al sistema correspondiente a 76.35 cm³/s (equivalente a 0.076 L/s). Se observó la respuesta del mismo, con un coeficiente de descarga $C_D = 1$

¹ Cuando un sistema es comparado contra un modelo matemático se tiene un caso de REDUNDANCIA ANALÍTICA, el cual permite llevar a cabo la simulación del proceso y así obtener datos de este.

y $C_D = 0.5$. La información del nivel de líquido en el tanque fue adquirida mediante la herramienta LABVIEW SIGNAL EXPRESS y posteriormente importada a MATLAB para realizar el análisis de los datos de forma OFF-LINE.

Las figuras 2 a 5 muestran como se construye la envolvente de predicción paso a paso; iniciando con la envolvente de estimación (EMV), luego, determinando el conjunto solución del estado (Altura) mediante SIVIA, y finalmente obteniendo una envolvente garantizada del estado para cada tiempo de muestreo², la altura de referencia para estas figuras correspondió a 5 cm.

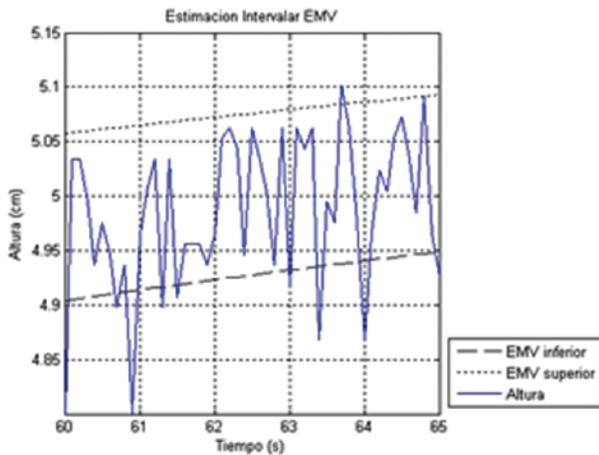


Figura 2. Estimación intervalar obtenida por EMV, Fuente: Simulación realizada por el autor.

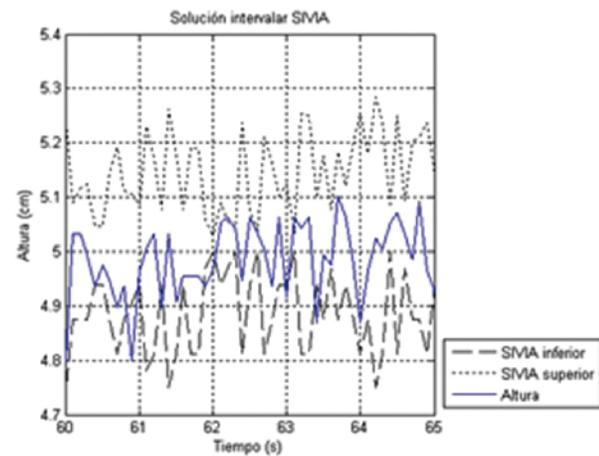


Figura 3. Corrección generada por SIVIA, Fuente: Simulación realizada por el autor.

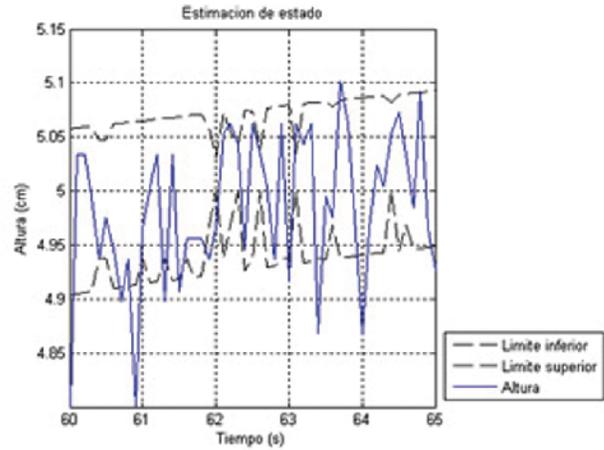


Figura 4. Superposición EMV y SIVIA, Fuente: Simulación realizada por el autor.

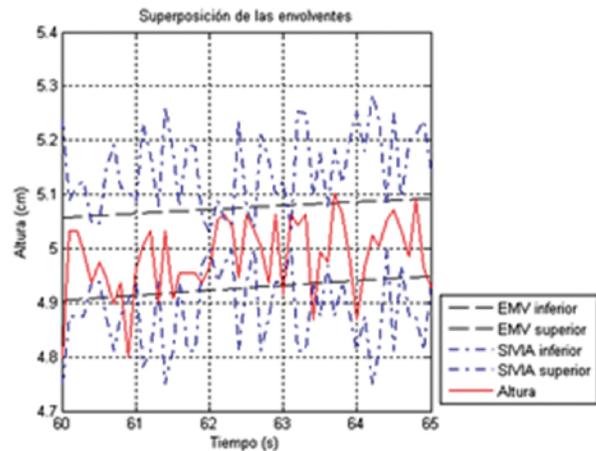


Figura 5. Envolvente resultante de la estimación de estado, Fuente: Simulación realizada por el autor.

Las figuras 6, 7 y 8 muestran los resultados obtenidos para la detección de fallas sobre el sistema, las cuales corresponden a la presencia de un flujo de salida adicional, que modifica la respuesta del sistema en comparación con el modelo de referencia³. La altura de referencia para estas figuras correspondió a 20.8 cm.

El diagnóstico de las fallas se indica en la gráfica de fallas bajo la siguiente convención:

- o (10): El sistema FALLA.
- o (5): El sistema presenta un FALLO NO DETECTADO ó, una FALSA ALARMA la cual puede ser ocasionada por ruido en la medición.
- o (0): El sistema funciona CORRECTAMENTE.

² La escala de tiempo de las figuras 2, 3, 4 y 5 corresponde al momento en el que el sistema inicia su periodo de estabilización, de esta forma la información previa a los 60s, corresponde al periodo transitorio del proceso y no se muestra en este documento.

³ La escala de tiempo de las figuras 6, 7 y 8 corresponde a los instantes de tiempo en los cuales se simularon los fallos, de esta forma la información previa a los 40 s, corresponde al periodo transitorio del proceso y no se muestra en este documento.

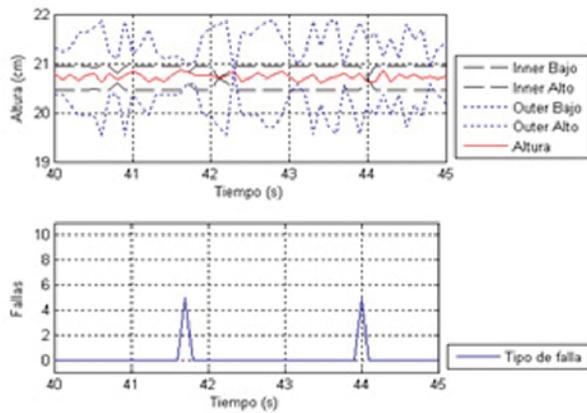


Figura 6. Respuesta del sistema bajo condiciones de operación normales, Fuente: Simulación realizada por el autor.

La figura 7 presenta la ocurrencia de un fallo en $t = 47.8$ s, se aprecia como la altura del fluido en el tanque empieza a disminuir en este instante y mantiene esta tendencia, de igual forma, se aprecia como la señal de alarma (5) se mantiene cuando la salida del sistema se localiza entre el intervalo correspondiente a [Inner Bajo, Outer Bajo], posteriormente (en $t = 48.3$ s) se observa un fallo (10) sostenido.

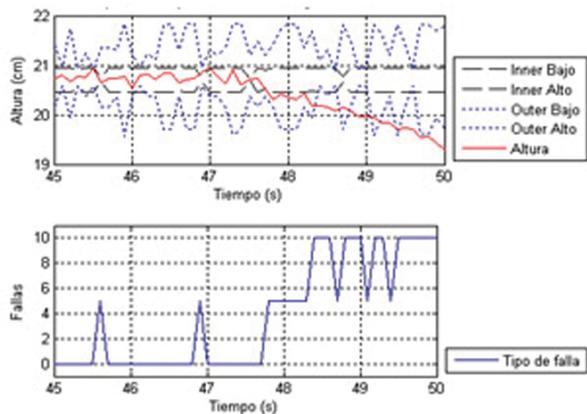


Figura 7. Respuesta del sistema ante una falla en $t = 47.8$ s, Fuente: Simulación realizada por el autor.

En la figura 8, se muestra como la altura del tanque mantiene una tendencia decreciente después de $t = 50$ s, para la cual la falla (10) ya se ha detectado y es constante durante el intervalo de tiempo mostrado.

De las gráficas anteriores, se aprecia como las envolventes generadas por la estimación de estados permiten evaluar el comportamiento de un sistema y así determinar si tiene o no fallas; esta solución propuesta tiene como objeto, realizar un monitoreo eficiente sobre la salida de un sistema a un bajo costo computacional y considerando la variabilidad de las mediciones tomadas por efecto de las perturbaciones.

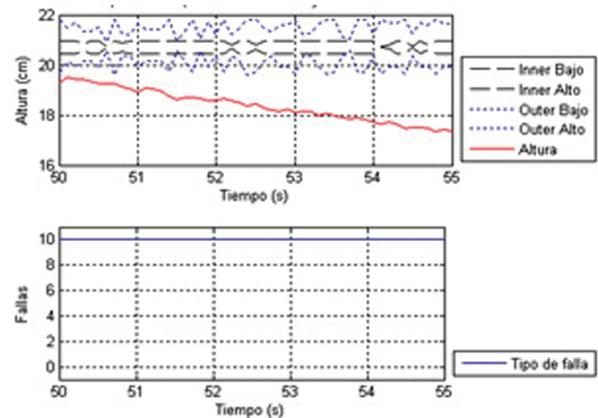


Figura 8. Respuesta del sistema ante una falla constante, Fuente: Simulación realizada por el autor.

VI. Conclusiones

- Al implementar y aplicar la técnica de estimación por el algoritmo EMV, se encontró que este garantiza la inclusión del estado real dentro de la predicción obtenida, al igual que la disminución del wrapping-effect ya que hace uso del concepto de punto medio intervalar⁴ para calcular una estimación óptima.
- El algoritmo SIVIA, arrojó un conjunto solución acorde con la respuesta del sistema, el cual se basa en el modelo del proceso, indicando que este representa adecuadamente la dinámica del sistema.
- Haciendo uso de las regiones para la detección y diagnóstico de fallas, es factible determinar intervalos confiables para el correcto funcionamiento del sistema, al igual que la precisión de las regiones está directamente relacionada con el nivel de incertidumbre que se considere para la generación de las envolventes, instancia que varía de proceso a proceso y a la exactitud de las mediciones tomadas.

· Al utilizar el esquema clásico de predicción-corrección mediante el uso de los algoritmos EMV y SIVIA es posible proponer técnicas de detección y diagnóstico ON-LINE dado el bajo costo computacional que implican estos métodos.

· Como trabajo futuro, puede hacerse uso de técnicas de control existentes aplicadas a intervalos, las cuales permitan controlar procesos dentro de rangos, en contraste, con las técnicas clásicas de control automático.

VII. Referencias

[1] Armengol, J., Vehí, J., Sainz, M. & Herrero, P. Fault detection in a pilot plant using interval models and

⁴ Las funciones de inclusión basadas en el punto medio garantizan obtener mejores resultados en comparación con las funciones de inclusión naturales.

multiple sliding time windows. Proceedings of the IFAC - Safeprocess 2003, Washington, DC, 2003

[2] Armengol, J., Vehí, J., Sainz, M. & Herrero, P. Fault detection based on interval models and multiple sliding time windows. Proceedings of the Journées Doctorales d'Automatique. Journées Doctorales d'Automatique. Sep 25, 2001 pag. 159 - 164

[3] Armengol, J., Vehí, J., Sainz, M. & Herrero, P. Industrial applications of a fault detection tool based on interval models. The International Conference on Integrated Modeling & Analysis in Applied Control & Automation. 2004. Genoa, Italy.

[4] Braems, I., Berthier, F., Jaulin, L., Kieffer, M. & Walter, E. (2000). Guaranteed estimation of electrochemical parameters by set inversion using interval analysis. Journal of Electroanalytical Chemistry, Volume 495, Number 1, 29 December 2000, pp. 1-9(9)

[5] Calderón, G., Espinoza, J., Sainz, M. Á. & Herrero, P. (2005). Combining interval and qualitative reasoning for fault diagnosis. 16th IFAC World congress. Prague.

[6] Castillo, I. (2004). Control predictivo aplicado a modelos difusos tipo takagi-sugeno. Universidad de los Andes. Bogotá D. C. Tesis de Maestría.

[7] Jaulin, L. & Walter, E. (1993). Set Inversion Via interval Analysis for nonlinear bounded error estimation. Automática (Journal of IFAC). Pergamon Press, Inc. Tarrytown, NY, USA

[8] Moore, R. (1966). The automatic analysis and control of error in digital computation based on the use of interval numbers. ACM New York, NY, USA.

[9] Raïsi, T., Ramdani, N. & Candau, Y. (2004). Set membership state and parameter estimation for systems described by nonlinear differential equations. Automática. Volume 40, Issue 10.

[10] Ribot, P., Jauberthie, C. & Travé-Massuyès, L. (2005). State estimation by interval analysis for nonlinear differential aerospace model.

[11] Rihm, R. (1998). Implicit Methods for enclosing solutions of ODEs. Journal of Universal Computer Science. Volume 4, Issue 2.

[12] Rihm, R. (1994). Interval Methods for initial value problems in ODEs. Validated computations: proceedings of the IMACS-GAMM International Workshop on Validated Computations (Elsevier Studies in Computational Mathematics, Ed.). J. Herzberger. Amsterdam. pp. 173-208.

Diego Fernando Cano M. Ingeniero Electrónico de la Universidad de los Andes 2005. Es candidato al Título de Magíster en Ingeniería Electrónica y de Computadores en la Universidad de los Andes. Actualmente es docente del programa de Tecnología en Electrónica de la Corporación Universitaria Minuto de Dios en las áreas de Control Automático y de Movimiento, Circuitos Eléctricos y Electrónica Análoga. Ha trabajado como docente en la Universidad El Bosque en las áreas de Probabilidad, Estadística y Procesos Estocásticos. Los temas de interés son la identificación on-line de sistemas dinámicos con redes neuronales, control inteligente para sistemas no lineales y simulación de procesos.
dcano@uniminuto.edu